

基于支持度的多传感器信息融合算法

杨宝强¹, 孙勇², 徐明³

(1. 空军工程大学训练部, 陕西西安 710051; 2. 空军工程大学工程学院, 陕西西安 710038; 3. 93356 部队司令部, 辽宁锦州 121000)

摘要: 目前多传感器融合算法大都需要先验知识, 而现实环境中常常无法满足。为有效解决这一问题, 在信息融合中利用指数衰减函数引入了支持度的概念, 进而设计了两种不依赖任何先验知识的基于支持度的多传感器信息融合算法。最后, 应用该算法对 3 部雷达的观测数据进行处理, 实验结果表明, 该算法有较好的融合效果, 并具有计算简单的特点。

关键词: 信息融合; 支持度; 融合算法

中图分类号: TP14 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)02-0033-03

在多传感器信息融合中, 对于观测信息的先验知识已知的情况(比如: 噪声强度、先验概率分布、关联概率分布等), 有许多比较好的融合方法。如: 已知各个传感器观测噪声的方差或先验概率分布, 可通过基于统计理论的 Bayes 方法^[1-2], 或基于规划的权值最优分配^[3]的方法进行融合; 如果被测对象可以用状态方程和观测方程来描述, 可以利用 Kalman 滤波及其扩展型^[4-5]对其进行融合^[6]。但是, 对于观测信息先验知识未知的场合, 目前还没有较好的不依赖任何先验知识的融合算法^[7]。

1 支持度的设计

由 n 个传感器组成的阵列, 采用直接测量的方法, 对静止或渐变参数 X 检测, 即: $z_i(k) = X + v_i(k)$, ($i = 1, 2, \dots, n$)。式中: $z_i(k)$ 为第 i 个传感器在 k 时刻的观测值, X 为目标, $v_i(k)$ 为 k 时刻的观测噪声, 且 $E[v_i]$ 和 $D[v_i]$ 均未知。如果 $z_i(k)$ 和 $z_j(k)$ 相差较大, 表明这两个传感器的观测值相互支持度低, 甚至相互背离; 如果 $z_i(k)$ 和 $z_j(k)$ 很接近, 表明这两个传感器的观测值相互支持度高。

为量化各传感器同一时刻观测值的支持程度, 引入指数衰减函数并构造支持度矩阵。给出如下定义:

定义 1 k 时刻传感器 i 和传感器 j 观测值支持度为

$$a_{ij}(k) = \exp(-a(z_i(k) - z_j(k))^2) \quad (1)$$

运用指数衰减函数量化传感器观测值的支持程度, 避免了传统方法中支持度非 0 即 1 的绝对性。另外, a 为可调参数, 调节 a 的大小, 可以方便地调整度量尺度, 在程序上易于实现。据此, 可得 k 时刻传感器间的支持度矩阵 $SD(k)$:

$$SD(k) = \begin{bmatrix} 1 & a_{12}(k) & \cdots & a_{1n}(k) \\ a_{21}(k) & 1 & \cdots & a_{2n}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}(k) & a_{n2}(k) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

对于支持度矩阵 $SD(k)$ 中第 i 行元素来说, 若 $\sum_{j=1}^n a_{ij}(k)$ 大, 表明: k 时刻第 i 个传感器的观测值与多数传感器保持一致; 反之, 第 i 个传感器的观测值偏离多数传感器的观测值。

收稿日期: 2006-04-27

基金项目: 军队科研基金资助项目

作者简介: 杨宝强(1972-), 男, 河南潢川人, 讲师, 博士, 主要从事信号与信息处理研究。

定义2 k 时刻第 i 个传感器观测值与其它传感器观测值一致性度量

$$r_i(k) = \left(\sum_{j=1}^n a_{ij}(k) \right) / n \quad (3)$$

显然, $0 < r_i(k) \leq 1$ 。定义1反映了在某个观测时刻, 2个传感器观测值的接近程度。定义2反映了在某个观测时刻, 第 i 个传感器的观测值与所有传感器(包括第 i 个传感器) 观测值的接近程度。

2 基于支持度的两种融合算法

从定义2出发, 可采用如下两种方法对传感器的观测值融合:

方法1: 只考虑某个观测时刻传感器观测值一致性度量 $r_i(k)$, 不考虑观测值在整个观测区间的可靠性。

若用 $\hat{X}(k)$ 表示 k 时刻对 n 个传感器观测值融合后对目标的估计, 则 $\hat{X}(k)$ 可用一致性度量来计算。

$$\hat{X}(k) = \left(\sum_{i=1}^n r_i(k) z_i(k) \right) / \sum_{i=1}^n r_i(k) \quad (4)$$

基于一致性度量对目标融合估计的方法, 其算法复杂度低, 但并未挖掘和利用不同时刻的一致性度量所蕴涵的传感器可靠性信息。

方法2: 考虑不同时刻的一致性度量所蕴涵的传感器可靠性信息。

虽然在某个观测时刻, 传感器观测值一致性度量 $r_i(k)$ 很大, 但并不能说明在整个观测区间上传感器的可靠性高, 传感器的可靠性是通过所有观测时刻的一致性度量表现出来的。例如: $r_i(k)$ 在某个时刻很大, 但某个时刻又变得很小, 这说明传感器的观测一致性不稳定, 换言之, 传感器在整个观测时间内可靠性差。在融合中, 观测一致性大, 且观测一致性变化稳定的传感器的观测值应赋予大的权值。据此, 运用统计理论中样本均值和方差这两个概念, 研究不同时刻一致性度量序列蕴涵的可靠性信息。

k 时刻, 第 i 个传感器观测一致性均值表示为 $\overline{r_i(k)} = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k r_i(t)$, 在实际计算时, 为了缩短计算时间, 节约存储空间, 可用其递推形式:

$$\overline{r_i(k)} = \frac{k-1}{k} \overline{r_i(k-1)} + \frac{1}{k} r_i(k); \overline{r_i(1)} = r_i(1) \quad (5)$$

观测一致性方差表示为 $\sigma_i^2(k) = \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k [\overline{r_i(k)} - r_i(t)]^2$, 其递推形式为

$$\sigma_i^2(k) = \frac{k-1}{k} \sigma_i^2(k-1) + \frac{1}{K-1} [\overline{r_i(k)} - r_i(k)]^2; \sigma_i^2(1) = 0 \quad (6)$$

实际融合过程中, 应当充分利用一致性均值大, 且一致性方差小的传感器的观测信息。也就是说, 充分利用一致性和可靠性都很高的传感器的观测信息。

定义3 k 时刻第 i 个传感器观测值的加权系数为 $q_i(k)$ 。

正如前面所述, 实际融合过程中, 一致性和可靠性都很高的传感器的观测信息应充分被利用。因此, 第 i 个传感器观测值的加权系数 $q_i(k)$ 与 $\overline{r_i(k)}$ 正相关, 而与 $\sigma_i^2(k)$ 负相关。为使 $q_i(k)$ 非负, 可选用线性函数度量最终的加权系数。 $q_i(k) = [1 - \lambda \sigma_i^2(k)] \overline{r_i(k)}$, λ 为可调参数, 调节该值可以改变 $\sigma_i^2(k)$ 对权系数影响的程度。最终的融合估计为

$$\hat{X}(k) = \left(\sum_{i=1}^n q_i(k) z_i(k) \right) / \sum_{i=1}^n q_i(k) \quad (7)$$

至此, 两种方法的融合算法建立完毕。式(1) - (4)是方法1的全套融合算法; 式(5) - (7)是方法2的全套融合算法。

3 算法分析

某战区3部测高雷达对某空域一水平飞行目标进行高度观测, 6次观测值见表1。

分别用本节3种方法, 对表1中观测值融合。对于这3种方法, 选取同样的指数衰减系数 $\alpha = 0.8$; 对于

方法2, λ 取0.01, 融合效果见图1。

表1 雷达观测值(目标高度真值9.0, 单位 km)

雷达	观测次数					
	1	2	3	4	5	6
1	8.9	9.5	9.1	9.0	8.8	8.9
2	8.8	8.3	8.7	8.6	9.6	9.2
3	8.7	9.4	8.9	9.2	8.8	8.7

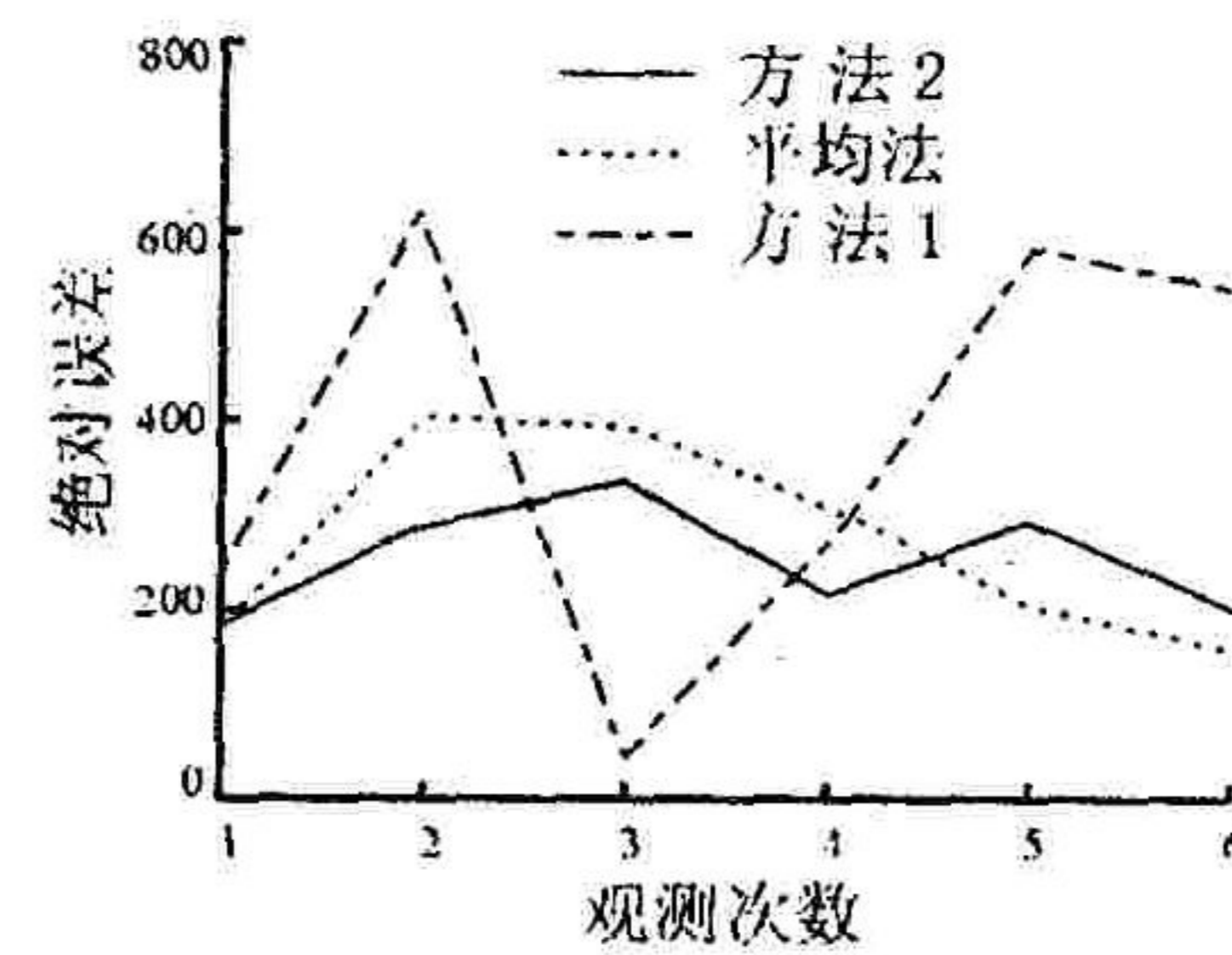


图1 3部雷达观测数据融合效果比较

从绝对误差变化过程来看:基于方法2的融合后的绝对误差总体上低于平均法和方法1,且绝对误差变化平缓,呈收敛趋势;基于方法2的融合结果,虽然在第3个观测时刻,其绝对误差最小,但总体来看,绝对误差变化剧烈。这主要是在融合过程中只考虑了观测数据的一致性,而未考虑观测值在整个时间轴上的可靠性的缘故。

4 结束语

在任何先验知识未知的情形下,进行多传感器信息融合,可以应用基于支持度的信息融合算法。即通过分析各传感器同一时间对同一目标观测数据的一致性和对不同时刻观测数据的可靠性,综合利用一致性度量序列的均值和方差,构造加权系数,对各时刻观测值融合。由于充分利用了传感器在整个观测区间内一致性序列所蕴涵的传感器一致性和可靠性信息,因而能够达到较好的融合效果。另外,文中还给出了一致性序列均值和方差的递推公式,在一定程度上可降低算法复杂度,节约计算时间和存储空间。

参考文献:

- [1] John M R. Fusion of multi-sensor data[J]. Journal of Robotics Research, 1998;7(6), 78-96.
- [2] 罗志增, 叶明. 基于Bayes方法的多感觉信息融合算法及应用[J]. 传感技术学报, 2001, 30(3): 209-215.
- [3] 孙勇, 张劭, 景博. 一种改善分布式参数检测数据性能的新方法[J]. 电测与仪表, 2004, (6): 8-10.
- [4] Goutsias J, Mahler R P S. Random Sets Theory and Application[M]. Springer, 2003.
- [5] Chris J. H., Qiang G. State estimation and multi-sensor data fusion using data-based neurofuzzy local linearization process models[J]. Information Fusion, 2001, (2): 17-29.
- [6] 李增荣, 宋冬生, 姜鹏. 一类新型的机动目标跟踪跟踪算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2005, (5): 527-529.
- [7] 杨宝强, 张雄, 李洪烈. 信息融合技术研究及其应用[J]. 空军工程大学学报(军事科学版), 2005, (2): 41-44.

(编辑:姚树峰)

The Research of Multi-sensor Fusion Algorithm Based on Support Degree

YANG Bao-qiang¹, SUN Yong², XU Ming³

(1. Training Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 3. Command, Unit 93356 of Air Force, Jinzhou 121000, Liaoning, China)

Abstract: At present, the major of the information fusion method is closely related with prior knowledge, that can not airways be satisfied in real application scenario. To effectively solve this problem, the concept of support degree is proposed on the basis of exponential attenuation function. Then, two kinds of support degree based information fusion algorithms that do not require any prior knowledge are presented. Finally, the proposed algorithms are adopted to process the measurement values of three radars. The experimental result indicates that the algorithm is good in fusion result. Meanwhile, the algorithm is simple in implementation.

Key words: information fusion; support degree; fusion algorithm